4П

УДК 004.93

І.О. Палій[1], А.О. Саченко[1], С.Г. Антощук[2], Т.О. Бурак[2]
[1]Науково-дослідний інститут інтелектуальних комп'ютерних систем,
Тернопільський національний економічний університет, м. Тернопіль, Україна
[2]Одеський національний політехнічний університет, м. Одеса, Україна
ipl@tneu.edu.ua, buraktatiana@gmail.com

Нейромережний підхід до комп'ютерного розпізнавання облич

У даній статті представлено підхід до розпізнавання облич на основі комбінованого каскаду нейромережних класифікаторів, методу головних компонент та згорткової нейронної мережі. Наведено результати експериментальних досліджень етапів виявлення, визначення ракурсу та розпізнавання облич порівняно з відомими методами.

Вступ

Комп'ютерна ідентифікація людини за зображенням обличчя є одним із напрямків біометричної індустрії, який найдинамічніше розвивається і займає близько 12% ринку сучасних біометричних технологій [1]. Привабливість даного напрямку пояснюється тим, що у такий же спосіб, як правило, люди ідентифікують один одного. До переваг систем комп'ютерного розпізнавання облич (РО) також слід віднести відсутність потреби у дорогому або спеціальному обладнанні, а також пасивну взаємодію з людиною, коли не потрібний фізичний контакт із відповідними пристроями. Головним недоліком систем комп'ютерного РО є нижча достовірність розпізнавання, ніж у систем на основі таких біометричних ознак, як сітківка ока та відбиток пальця.

Основним завданням системи комп'ютерного розпізнавання облич є автоматичне віднесення досліджуваного об'єкта (зображення обличчя), заданого сукупністю спостережень, до одного із взаємовиключних класів (людей), або формування висновку про те, що об'єкт не відноситься до жодного із відомих класів. Такі системи, як правило, складаються із двох основних частин: виявлення і, власне, розпізнавання облич. Ціллю процедури виявлення є знаходження координат усіх облич, присутніх на зображенні, а також максимальне відкидання фонових ділянок, що зменшує об'єм оброблюваної інформації для процедури розпізнавання. При цьому інформаційні технології виявлення облич (ВО) впроваджені з використанням різних за характеристиками апаратних засобів: від персональних комп'ютерів до портативних пристроїв. Тому основними вимогами до процедури ВО є достовірність і швидкодія в умовах обмежених обчислювальних ресурсів. Відомі підходи до ВО поділяються на ряд груп [2], проте слід виділити методи, що базуються на моделюванні зображення обличчя. За критерієм достовірності (визначається комплексом наступних робочих характеристик: ймовірністю виявлення і ймовірністю хибної тривоги) більш ефективними є методи на основі моделювання зображення обличчя, які застосовують монолітні класифікатори: нейронні мережі [3], [4], апарат опорних векторів [5] та ін. Але більшу швидкодію демонструють методи ВО, що використовують каскадні класифікатори [6]. Загалом методи ВО на основі моделювання зображення обличчя володіють ймовірністю виявлення близько 0,9 при ймовірності хибної тривоги 10^{-6} на складних тестових наборах і здатні обробляти зображення зі швидкістю десятків кадрів за секунду.

Для процедури розпізнавання облич розроблено декілька десятків методів, які використовують головні компоненти [7], штучні нейронні мережі [8], лінійний дискримінантний аналіз [9] та інші. У [8] виділено два класи систем комп'ютерного розпізнавання, які відрізняються як за вимогами, що висуваються до даних систем, так і за способами вирішення задачі розпізнавання:

1) пошук людини за зображенням обличчя у великій базі даних (база даних містить зображення облич 100 і більше людей; система, як правило, повертає декілька найбільш подібних людей; критичним показником роботи є ймовірність хибної відмови; приклади таких систем – пошук у базі даних поліції або в Інтернеті);

2) ідентифікація людини в реальному режимі часу (невелика або середня база даних; система або відносить вхідне обличчя до відомого класу, або приймає рішення, що воно належить до невідомого класу; критичним показниками роботи є ймовірність хибного прийняття і швидкодія розпізнавання; приклади таких систем – контроль доступу, відеоспостереження).

У статті увагу зосереджено на розробці підходу до розпізнавання для другого класу систем, які у даний час інтенсивніше розвиваються у зв'язку із актуальністю проблем безпеки суспільства [8]. Реалізовано та експериментально досліджено наступні складові узагальненої структури системи комп'ютерного розпізнавання: виявлення, визначення ракурсу, ідентифікація та класифікація облич.

Методи виявлення облич на основі комбінованого каскаду нейромережних класифікаторів

За результатами аналізу відомих методів ВО встановлено, що доцільно використати групу методів на основі моделювання зображення обличчя, які демонструють високу достовірність виявлення [2]. Обрані за базові методи ВО К. Гарсіа і М. Делакіс [4] та П. Віоли і М. Джонса [6] мають, відповідно, або високу достовірність, або високу швидкодію. Для подолання вказаних недоліків розроблено узагальнену інформаційну модель процесу ВО (рис. 1), яка використовує каскадний (багаторівневий) підхід до побудови класифікатора позитивних/негативних прикладів і комбінацію в одному каскаді декількох гетерогенних класифікаторів. За допомогою даної моделі визначено функції та сформовано критерії роботи складових компонентів комбінованого каскаду класифікаторів, що дозволило запропонувати шляхи підвищення достовірності та швидкодії методів виявлення облич на півтонових і кольорових зображеннях.

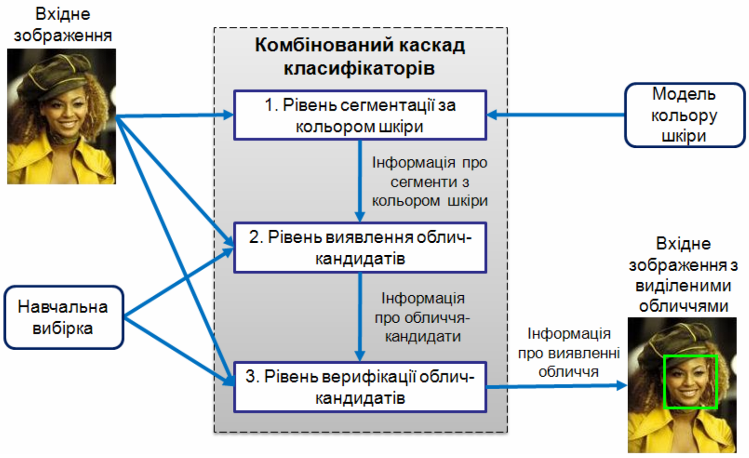


Рисунок 1 – Узагальнена інформаційна модель процесу виявлення облич на основі багаторівневого комбінованого каскаду класифікаторів

На основі запропонованої моделі розроблено метод виявлення облич на півтонових зображеннях, який базується на комбінованому каскаді нейромережних класифікаторів (ККНК) [10]. Як перший рівень даного комбінованого каскаду, що відповідає за виявлення облич-кандидатів, запропоновано використати каскад слабких класифікаторів (КСК) на основі Хаар-подібних ознак, який характеризується високою швидкодією. Для другого рівня ККНК, що призначений для верифікації облич-кандидатів, запропоновано застосувати згорткову нейронну мережу (ЗНМ), яка в задачах класифікації володіє більшою стійкістю до деформацій вхідних образів, ніж інші відомі класифікатори, що дозволяє отримати високу достовірність виявлення.

Для спрощення реалізації каскаду слабких класифікаторів запропоновано використати нейромережну технологію, коли КСК являє собою багатошаровий персептрон, що складається із рівнів (нейронних шарів), кожний з яких містить один і більше слабких класифікаторів (нейронів). Входом для слабкого класифікатора є Хаар-подібна ознака прямокутної форми, яка складається зі «світлих» і «темних» прямокутників, а її значення $Feat$ розраховується за формулою [6]:

$$Feat(x) = s_w \times SUM_w + s_b \times SUM_b,$$

де x – вхідне зображення, s_w та s_b – синаптичні ваги для всього прямокутника ознаки і для його темної частини відповідно, SUM_w та SUM_b – суми пікселів всього прямокутника ознаки і його темної частини відповідно. Вихідне значення слабкого класифікатора h знаходиться наступним чином [6]:

$$h(x) = \begin{cases} 1, \text{якщо } Feat(x) < \theta \\ -1, \text{якщо } Feat(x) > \theta, \end{cases}$$

де θ – порогове значення слабкого класифікатора. У свою чергу вихідне значення КСК H являє собою лінійну комбінацію слабких класифікаторів [6]:

$$H(x) = \sum_{t=1}^{T} \eta_t \times h_t(x),$$

де T – кількість слабких класифікаторів, η_t – вага t-слабкого класифікатора.

Для верифікації облич-кандидатів в рамках ККНК запропоновано використати згорткову нейронну мережу із площинами, які здійснюють і згортку, і підвибірку одночасно (рис. 2), що дозволило у 2,7 рази зменшити кількість елементарних операцій для обробки вхідного зображення у порівнянні із ЗНМ, використаною у методі ВО К. Гарсіа та М. Делакіс. Для генерації структури ЗНМ розроблено алгоритм, який дозволив автоматизувати проектування несиметричної розрідженої структури мережі [10].

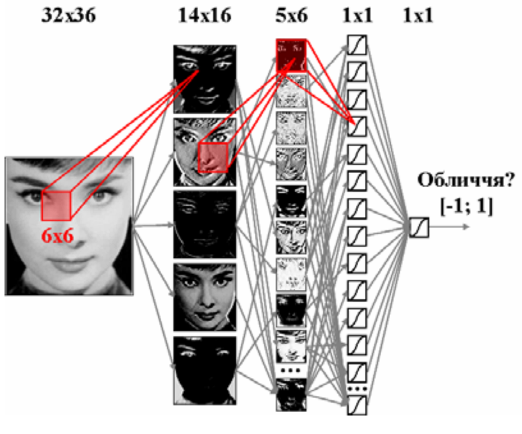


Рисунок 2 – Структура згорткової нейронної мережі для ККНК

Враховуючи, що в ЗНМ використано біполярну сигмоїдну функцію активації, вихідне значення нейрона y з координатами (m, n) p-площини l-шару знаходиться за формулою:

$$y_{m,n}^{l,p}(x) = \frac{2}{1+\exp(-WSUM_{m,n}^{l,p}(x))} - 1,$$

а зважена сума нейрона $WSUM$ у свою чергу обчислюється згідно з наступним виразом:

$$WSUM_{m,n}^{l,p}(x) = (\sum_{k=0}^{K-1}\sum_{r=0}^{R-1}\sum_{c=0}^{C-1} y_{2m+r,2n+c}^{l-1,k}(x) \times w_{r,c}^{l,p,k}) - b^{l,p},$$

де K – кількість вхідних площин, R та C – висота і ширина ядра згортки, $w_{r,c}^{l,p,k}$ – синаптична вага з координатами (r, c) у ядрі згортки між k-площиною (l-1)-шару і p-площиною l-шару, $b^{l,p}$ – порогове значення нейронів p-площини l-шару, $y_{2m+r,2n+c}^{l-1,k}(x)$ – вихідне значення (l-1)-шару k-площини з координатами $(2m+r, 2n+c)$.

Експериментальні дослідження достовірності розробленого методу ВО на основі ККНК, проведені на тестовому наборі півтонових зображень Carnegie Mellon University (CMU) [3], показали (рис. 3), що даний метод за ймовірністю виявлення поступається лише методу К. Гарсіа та М. Делакіс приблизно на 0,02 при ймовірності хибної тривоги 10^{-8}, але при цьому демонструє у 8 разів більшу швидкодію [10].

Враховуючи недоліки відомих методів верифікації облич-кандидатів (П. Віоли та М. Джонса, К. Гарсіа та М. Делакіс), вдосконалено метод верифікації, який базується на властивості ЗНМ обробляти вхідне зображення будь-якого розміру за один етап [10]. В рамках вдосконаленого методу верифікації запропоновано механізм приймання облич, який передбачає занесення кандидата до масиву виявлених облич при досягненні порогового значення багатократних виявлень ЗНМ. Після прийняття кандидата як обличчя подальша його перевірка по масштабу припиняється і здійснюється верифікація наступного кандидата. Це дозволило зменшити кількість симуляцій ЗНМ, а отже, і підвищити швидкодію ККНК на 12% при ВО на тестовому наборі CMU.

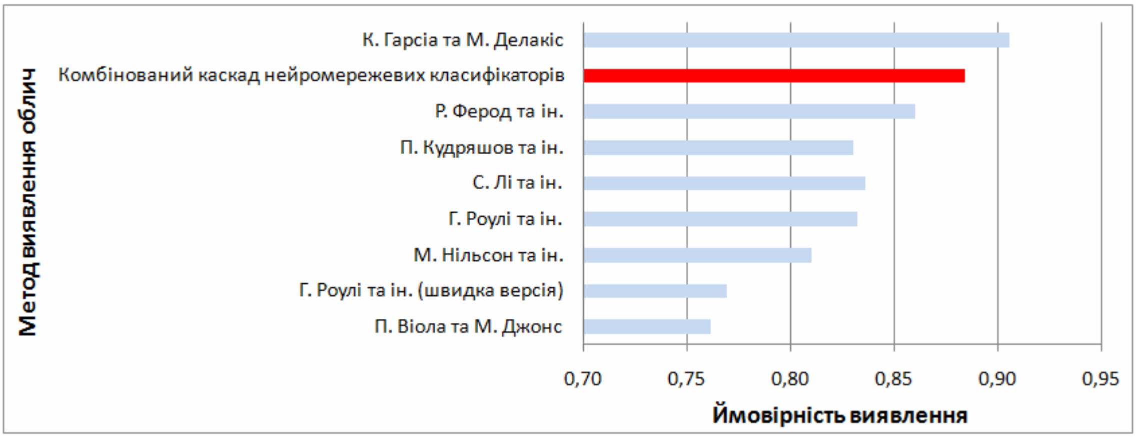


Рисунок 3 – Порівняння достовірності методів виявлення облич на тестовому наборі CMU при ймовірності хибної тривоги 10^{-8}

У результаті експериментальних досліджень достовірності вдосконаленого методу верифікації облич-кандидатів показано, що за рахунок його застосування у комбінованому каскаді нейромережних класифікаторів ймовірність виявлення на

тестовому наборі CMU при фіксованій ймовірності хибної тривоги, рівній 10^{-8}, підвищено на 0,18 порівняно із методом верифікації П. Віоли та М. Джонса, на 0,05 – порівняно з тим же методом, але з перевіркою всіх багатократних виявлень і на 0,004 – порівняно із методом К. Гарсіа та М. Делакіс [10].

Враховуючи, що ЗНМ використано не самостійно, а в рамках ККНК, на перших рівнях якого відкидається більшість фону, запропоновано забезпечити низьку похибку класифікації на позитивних прикладах. Відомий метод формування активної навчальної вибірки Г. Роулі [3] позбавлений зворотнього зв'язку між процесом навчання і похибкою класифікації на позитивних прикладах оціночної вибірки. Тому даний метод вдосконалено, використавши параметричну адаптацію структури активної навчальної вибірки ЗНМ, яка визначається врахуванням адаптивного співвідношення позитивних/негативних прикладів PER, що додаються до активної навчальної вибірки на кожній епосі навчання [10]:

$$PER = \begin{cases} PER - 0{,}1, \text{ якщо } PEE \le 0{,}01 \\ PER + 0{,}1, \text{ якщо } PEE > 0{,}01 \end{cases},$$

де PEE – абсолютна похибка класифікації на оціночній вибірці позитивних прикладів. Порогове значення для PEE, як і крок зміни PER, вибрано експериментально.

На кожній епосі активного навчання настройка синаптичних ваг w та порогів b ЗНМ здійснюється згідно з наступними співвідношеннями алгоритму зворотнього розповсюдження помилки [11]:

$$\Delta w_{r,c}^{l,p,k} = -\alpha^{l,p} \times \sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1} \gamma_{m,n}^{l,p} \times F'(WSUM_{m,n}^{l,p}) \times y_{2m+r,2n+c}^{l-1,k},$$

$$\Delta b^{l,p} = \alpha^{l,p} \times \sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1} \gamma_{m,n}^{l,p} \times F'(WSUM_{m,n}^{l,p}),$$

де адаптивний крок навчання α для p-площини l-шару розраховується за формулою:

$$\alpha^{l,p} = \frac{\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1} (\gamma_{m,n}^{l,p})^2 \times F'(WSUM_{m,n}^{l,p})}{F'(0) \times (1 + \sum_{k=0}^{K-1}\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1}\sum_{r=0}^{R-1}\sum_{c=0}^{C-1} (y_{2m+r,2n+c}^{l-1,k})^2) \times \sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1} (\gamma_{m,n}^{l,p})^2 \times (F'(WSUM_{m,n}^{l,p}))^2},$$

де M та N – висота і ширина p-площини l-шару, $\gamma_{m,n}^{l,p}$ – помилка нейрону з координатами (m, n) на p-площині l-шару, F – функція активації.

Експериментальні дослідження показали, що при навчанні ЗНМ за допомогою методу формування активної навчальної вибірки Г. Роулі абсолютна похибка класифікації для позитивних прикладів оціночної вибірки становить 0,03 – 0,05, тоді як при використанні вдосконаленого методу – не перевищує 0,02 [10]. Удосконалений метод формування активної навчальної вибірки ЗНМ дозволив підвищити ймовірність виявлення комбінованого каскаду нейромережних класифікаторів при фіксованій ймовірності хибної тривоги, рівній 10^{-8}, на 0,2 – 0,4 на тестовому наборі CMU у порівнянні із застосуванням методу Г. Роулі.

На основі експериментальних досліджень для запропонованих методів ВО знайдено раціональні значення для наступних параметрів: порогові значення багатократних виявлень облич-кандидатів і облич, коефіцієнти площин і зв'язаності ЗНМ, кількість епох навчання ЗНМ та інші, що дозволило досягнути найвищих показників достовірності і швидкодії виявлення на основі ККНК.

Алгоритм визначення ракурсу обличчя

Більшість сучасних систем розпізнавання гарантує найкраще розпізнавання обличчя у випадку його найбільш фронтального виду. Як правило, зображення поступає на вхід системи із відеопотоку, що дозволяє отримати декілька зображень однієї й тієї ж людини у процесі руху. Тоді стає актуальною задача визначення ракурсу зображення для обрання найбільш фронтального з них. Для визначення ракурсу зображення було запропоновано використати метод головних компонент.

Метод головних компонент [7] – це один із способів зниження розмірності, що полягає у переході до нового ортогонального базису, осі якого орієнтовані по напрямах максимальної дисперсії набору вхідних даних. Уздовж першої осі нового базису дисперсія максимальна, друга вісь максимізує дисперсію за умови ортогональності першої осі і так далі, остання вісь має мінімальну дисперсію з усіх можливих. Таке перетворення дозволяє зменшити обсяг інформації шляхом відкидання координат, що відповідають напрямам з мінімальною дисперсією. Передбачається, що якщо нам потрібно відмовитися від одного з базисних векторів, то краще, якщо це буде той вектор, уздовж якого набір вхідних даних міняється менш суттєво.

Метод головних компонент широко використовується при рішенні задачі розпізнавання облич на зображенні. Застосування цього методу для завдання розпізнавання людини по зображенню обличчя має наступний вигляд. Вхідні вектори є відцентрованими і приведеними до єдиного масштабу зображеннями облич. Для усього набору зображень облич обчислюються власні вектори, які також називають власними обличчями. За допомогою обчислених раніше матриць вхідне зображення розкладається на набір лінійних коефіцієнтів, що називаються головними компонентами. Для кожного зображення обличчя обчислюються його головні компоненти. Процес розпізнавання полягає в порівнянні головних компонент невідомого зображення з компонентами усіх інших зображень. Для цього зазвичай застосовують яку-небудь метрику (простий випадок – Евклідова відстань). При цьому передбачається, що зображення облич, що відповідають одній людині, згруповані в кластери у власному просторі. З бази даних (чи навчальної вибірки) вибираються зображення-кандидати, що мають найменшу відстань від вхідного (невідомого) зображення. Особливістю методу головних компонент є те, що при зміні ракурсу зображення настає момент, коли реакція на ракурс зображення перевищує реакцію на міжкласові розбіжності. Цю властивість і було застосовано для аналізу ракурсу зображення.

Було сформовано 5 класів зображень, кожен клас відповідав повороту обличчя поза площиною на 0, 15, 30, 45 або 60 градусів відповідно. Навчання та тестування проводилось з використання бази зображень Umist [12] (рис. 4).



Рисунок 4 – Приклади зображень з бази Umist

Таким чином, у кожному класі знаходилися зображення різних людей, обличчя яких знаходилось у одному і тому ж ракурсі. Згідно з методом головних компонент отримані власні обличчя для наведених ракурсів зображення (рис. 5).

При проведенні експерименту використано тестову (160 зображень) та контрольну (218 зображень) вибірки. В результаті проведених досліджень ймовірність вірного визначення ракурсу зображення становила 84,6%.

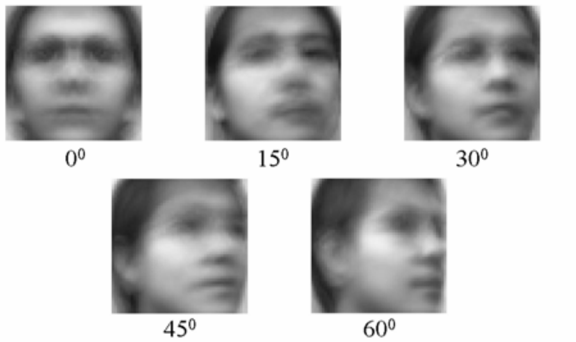


Рисунок 5 – Власні обличчя для різних ракурсів зображення

Алгоритм розпізнавання облич на основі згорткової нейронної мережі

Як базовий для розпізнавання облич використано метод С. Лоуренса [8]. З метою підвищення швидкодії розпізнавання даний метод застосовано без етапу зменшення розмірності зображення за допомогою карт Кохонена або методу головних компонент. Ідентифікацію ознак та класифікацію здійснено згортковою нейронною мережею, на вхід якої подавалися зображення облич, виявлені ККНК.

Для кожної з використаних тестових вибірок експериментально підібрано структуру ЗНМ. На кількість шарів, розміри площин, кількість площин вихідного шару впливали розміри вхідних зображень та кількість класів у використаних тестових вибірках: для AT&T [13] розмір вхідного зображення 76×92 пікселів і 40 класів, Weber [14] – 100×100 пікселів і 19 класів, Yale [15] – 100×100 пікселів і 15 класів. Крім того, для кожної тестової вибірки експериментально підібрано раціональні значення кількості площин в прихованих шарах та розміри ядер згортки. Кількість площин вихідного шару дорівнювала кількості класів у вибірці. Зв’язки між площинами є асиметричними і розрідженими. Наприклад, структура ЗНМ для Yale наведена на рис. 6. Така згорткова нейронна мережа потребує приблизно 12 мс для обробки одного вхідного зображення розміром 100×100 пікселів.

Для експериментальних досліджень кожну з вибірок випадковим чином розбито в рівних пропорціях на навчальну та оціночну. Навчання ЗНМ здійснено тільки на навчальній частині вибірки. При цьому використано алгоритм зворотнього поширення помилки з адаптивним кроком навчання [11]. Висновок про належність кожного обличчя до певного класу приймався на основі максимального вихідного значення площин останнього шару, яке повинне перевищувати заданий поріг.

Для визначення раціонального порогового значення для виходу ЗНМ проведені експериментальні дослідження залежності ймовірностей правильного розпізнавання, помилок першого і другого роду від даного порогу. Як видно з рис. 7, на якому наведено дану залежність для тестової вибірки Yale, при пороговому значенні – 0,85 ймо-

вірність правильного розпізнавання рівна 0,93, при ймовірностях помилок 1-го і 2-го родів – відповідно 0 і 0,07.

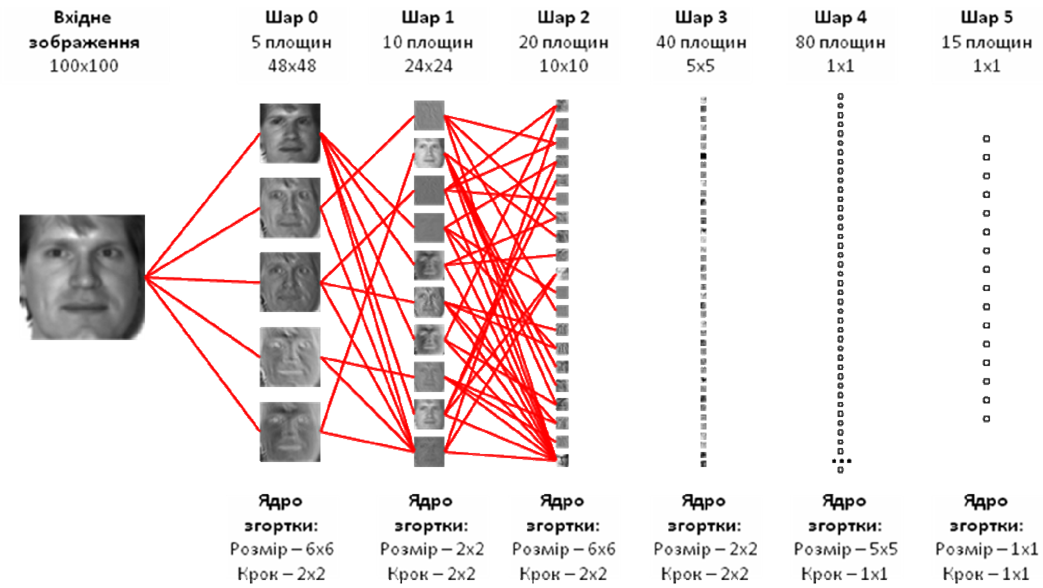


Рисунок 6 – Структура згорткової нейронної мережі для вибірки Yale

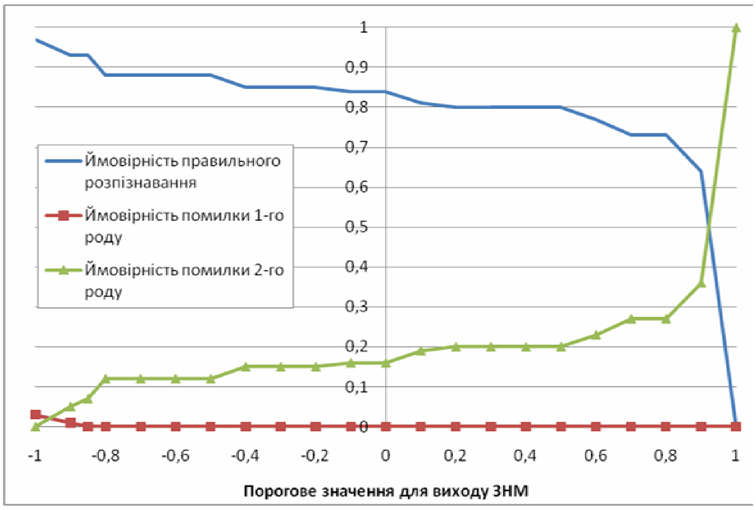


Рисунок 7 – Залежність достовірності розпізнавання від порогу згорткової нейронної мережі для вибірки Yale

Порівняння результатів розпізнавання облич на оціночних частинах всіх використаних у статті вибірок наведені у табл. 1.

Таблиця 1 – Результати розпізнавання облич на відомих тестових вибірках

Тестова вибірка	Кількість класів	Ймовірність правильного розпізнавання	Ймовірність помилки 1-го роду	Ймовірність помилки 2-го роду
Yale	15	0,93	0	0,07
Weber	19	0,91	0	0,09
AT&T	40	0,85	0,03	0,12

Запропонований нейромережний підхід до розпізнавання програмно реалізовано з використанням бібліотеки комп'ютерного зору OpenCV в середовищі Microsoft Visual Studio. Окремі результати роботи системи на статичних зображеннях представлені на рис. 8.

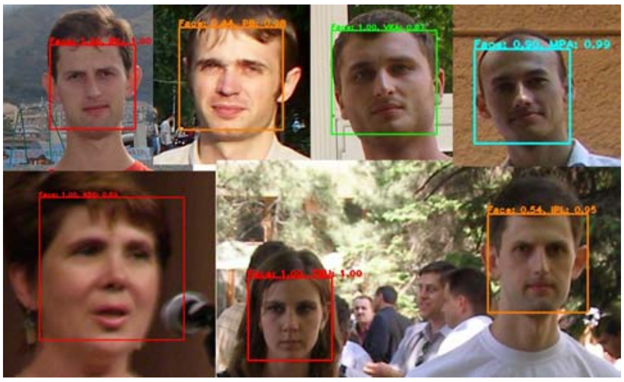


Рисунок 8 – Результати роботи системи комп'ютерного розпізнавання облич

Висновки

У статті представлено узагальнену інформаційну модель процесу ВО, яка базується на багаторівневому комбінованому каскаді класифікаторів. На основі даної моделі розроблено методи виявлення облич для обробки півтонових і кольорових зображень, використовуючи комбінований каскад нейромережних класифікаторів, який складається із рівня сегментації за кольором шкіри та каскаду слабких класифікаторів для виявлення облич-кандидатів і згорткової нейронної мережі для верифікації кандидатів. Також удосконалено методи верифікації облич-кандидатів, який базується на властивості ЗНМ обробляти вхідне зображення за один етап, і формування навчальної вибірки ЗНМ, що використовує параметричну адаптацію структури активної навчальної вибірки. ККНК дозволив отримати один із найкращих показників достовірності виявлення на тестовому наборі півтонових зображень Carnegie Mellon University: ймовірність виявлення 0,88 при ймовірності хибної тривоги 10^{-8}.

Запропоновано враховувати ракурс обличчя при розпізнаванні. Програмно реалізовано та експериментально досліджено алгоритм ідентифікації та класифікації облич з використанням згорткової нейронної мережі. У ході експериментів визначено раціональні порогові значення для виходу ЗНМ, які дозволили досягти ймовірності виявлення 0,85 – 0,93 на відомих тестових вибірках Yale, Weber, At&T при ймовірностях помилок 1-го і 2-го роду відповідно 0 – 0,03 і 0,07 – 0,12.

Література

1. Biometrics Market and Industry Report 2009-2014 [Електронний ресурс] / International Biometric Group. – Режим доступу до звіту : http://www.biometricgroup.com/reports/public/market_report.html.
2. Yang M. Recent Advances in Face Detection / M. Yang // Tutorial of The IEEE International Conference on Pattern Recognition. – Cambridge (United Kingdom), 2004. – 93 p.
3. Rowley H. Neural Network-based Face Detection / H. Rowley, S. Baluja, T. Kanade // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1998. – Vol. 20. – P. 22-38.
4. Garcia C. Convolution Face Finder: A Neural Architecture for Fast and Robust Face Detection / C. Garcia, M. Delakis // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2004. – Vol. 26, Iss. 11. – P. 1408-1423.

5. Heisele B. Hierarchical Classification and Feature Reduction for Fast Face Detection with Support Vector Machines / B. Heisele, T. Serre, S. Prentice, T. Poggio // Pattern Recognition. – 2003. – Vol. 36, № 9. – P. 2007-2017.
6. Viola P. Robust Real-Time Face Detection / P. Viola, M. Jones // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Vol. 57, № 2. – P. 137-154.
7. Turk M. Eigenfaces for Recognition / M. Turk, A. Pentland // Journal of Cognitive Neurosicence. – 1991. – Vol. 3, № 1. – P. 71-86.
8. Face Recognition: a Convolutional Neural Network Approach / S. Lawrence, C. Giles, A. Tsoi, A. Back // IEEE Transactions on Neural Networks: (Special Issue on Neural Networks and Pattern Recognition). – 1997. – Vol. 8, Iss. 1. – P. 98-113.
9. Lu J. Face Recognition Using LDA-Based Algorithms / J. Lu, K. Plataniotis, A. Venetsanopoulos // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2003. – Vol. 14, № 1. – P. 195-200.
10. Face Detection on Grayscale and Color Images Using Combined Cascade of Classifiers / Y. Kurylyak, I. Paliy, A. Sachenko, A. Chohra, K. Madani // Computing. – 2009. – Vol. 8, Issue 1. – P. 61-71.
11. Головко В.А. Нейроинтеллект: Теория и применения. Книга 1. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями / Головко В.А. – Брест : БПИ, 1999. – 260 с.
12. Тестова вибірка облич Umist [Електронний ресурс]. – Режим доступу : http://images.ee.umist.ac.uk/danny/database.html
13. Тестова вибірка облич AT&T [Електронний ресурс]. – Режим доступу : http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html.
14. Тестова вибірка облич Markus Weber [Електронний ресурс]. – Режим доступу : http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/faces/.
15. Тестова вибірка облич Yale [Електронний ресурс]. – Режим доступу : http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html.

И.О. Палий, А.О. Саченко, С.Г. Антощук, Т.О. Бурак

Нейросетевой подход к компьютерному распознаванию лиц

В данной статье представлен подход к распознаванию лиц на основе комбинированного каскада нейросетевых классификаторов, метода главных компонент и свернутой нейронной сети. Приведены результаты экспериментальных исследований этапов выявления, определения ракурса и распознавания лиц в сравнении с известными методами.

I.O. Paliy, A.O. Sachenko, S.G. Antoshchuk, T.O. Burak

Neural Networks Approach to Computer Face Recognition

The approach to face recognition based on the combined cascades of neural networks classifiers, main components and the convolutional neural networks method is presented. The results of experimental research of detection, face view recognition and identification in comparison with the known methods are given.

Стаття надійшла до редакції 01.07.2010.